УДК 004.8.032.26

В.А. Головко, Б.В. Дривотинов, Е.Н. Апанель, Г.Ю. Войцехович, А.С. Мастыкин
Брестский государственный технический университет
224017. ул. Московская, 267, г. Брест, Республика Беларусь

Нейроинтеллектуальная система диагностики транзиторных ишемических атак

V. Golovko, B. Drivotinov, E. Apanel, H. Vaitsekhovich, A. Mastykin
Brest State Technical University, c. Brest, Belarus
Belarus, 224017, c. Brest, Moskovskaja st., 267

Neural Network System for Transient Ischemic Attacks Diagnostics

В.А. Головко, Б.В. ДривотІнов, О.М. Апанель, Г.Ю. Войцехович, О.С. Мастикін
Брестський державний технічний університет, м. Брест, Білорусь
Білорусь, 224017, м. Брест, вул. Московська, 267

Нейроінтелектуальна система діагностики транзиторних ішемічних атак

Приведено описание нейросетевой системы для прогнозной диагностики транзиторных ишемических атак (ТИА). Предлагаемый подход основан на интегрировании нелинейного метода главных компонент (NPCA) и многослойного персептрона (MLP). Для выполнения экспериментального исследования использован набор из 156 клинических случаев. При совмещении двух различных по функциональному предназначению нейронных сетей (NPCA и MLP) можно получить эффективное прогнозирование возможного возникновения транзиторной ишемической атаки. Основным преимуществом использования нейронных сетей является способность распознавать «новые» возможные эпизоды ТИА, что оказывает значимую помощь врачу в принятии диагностических решений и целебно для пациента.
Ключевые слова: нейросетевая система, диагностика транзиторных ишемических атак (ТИА), архитектура нейронной сети для распознавания ТИА.

In this paper the neural network model for transient ischemic attacks (TIA) recognition is described. The proposed approach is based on integration of nonlinear principal component analysis (NPCA) neural network and multilayer perceptron (MLP). The data set (156 cases) was used for experiments performing. When combining the two different functional neural networks (NPCA and MLP) can be an effective forecasting the possible occurrence of transient ischemic attack. The main advantage of using neural networks is the ability to recognize the "novel" episodes of possible TIA, which has a significant aid the physician in making diagnostic decisions and healthily for the patient.
Keywords: neural system, diagnostics of ischemic ischemic attacks (TIA), architecture of neuron network for recognition of TIA.

Наведений опис нейромережної системи для прогнозної діагностики транзиторних ішемічних атак (ТІА). Пропонований підхід заснований на інтеграції нелінійного методу головних компонент (NPCA) і багатошарового персептрона (MLP). Для виконання експериментального дослідження використаний набір з 156 клінічних випадків. При поєднанні двох різних по функціональному призначенню нейронних мереж (NPCA і MLP) можна отримати ефективне прогнозування можливого возникно-ве-ния транзиторної ішемічної атаки. Основною перевагою використання нейронних мереж є здатність розпізнавати «нові» можливі епізоди ТІА, що надає значущу допомогу лікареві в ухваленні діагностичних рішень і цілюще для пацієнта.
Ключові слова: нейромережна система, діагностика транзиторних ішемічних атак (ТІА), архітектура нейронної мережі для розпізнавання ТІА.

Введение

В настоящее время все больше возрастает тенденция проектирования систем искусственного интеллекта на основе нейронных сетей, искусственных иммунных систем, эволюционного программирования и других, биологически инспирированных подходов. Использование методов искусственного интеллекта широко применяется и в медицине. Каждый год в журналах появляется более 500 академических публикаций по применению искусственных нейронных сетей в медицинских приложениях [1]. Согласно публикуемой литературе, искусственные нейронные сети являются эффективным средством для автоматической диагностики заболевания и помогают врачу принять адекватное решение. Медицинская диагностика является сложной задачей, которая зависит от квалификации доктора, и поэтому во многих случаях очень субъективна.

Сложность также состоит в том, что заболевание, как правило, определяется большим числом факторов и симптомов. К сожалению, медицинские работники очень часто не обладают достаточным опытом в диагностике многих заболеваний. Недостаточная квалификация медицинских работников увеличивает смертность среди пациентов. Так, например, диагностика транзиторных ишемических атак (ТИА) врачами первой помощи была правильной лишь в 30% случаев. В то время как автоматическая система поддержки принятия решений в медицинской диагностике позволяет повысить качество диагностирования и избавить врача от рутинной работы.

Для рассматриваемого класса заболеваний большое значение имеет оперативное обнаружение, позволяющее предотвратить катастрофическое развитие ситуации и помогающее доктору поставить адекватный диагноз. Задачи оперативного обнаружения транзиторных ишемических атак являются трудноформализуемыми, для них невозможно или очень сложно формализовать процесс принятия решений. Основным подходом в медицинских учреждениях для диагностики таких заболеваний является нейропсихологическое тестирование, которое зависит от квалификации врача, и очень часто приводит к неадекватному диагнозу. Поэтому эффективным средством для автоматической диагностики таких заболеваний являются нейросетевые методы для обработки биомедицинских данных. Методы, основанные на искусственных нейронных сетях, являются подходящим средством для решения трудноформализуемых задач и, как будет показано ниже, позволяют повысить качество диагностирования и, соответственно, помочь врачу поставить адекватный диагноз.

Существуют различные методы диагностики ТИА: нейропсихологическое тестирование (neuropsychological testing), статистические подходы, методы искусственного интеллекта [2-9]. Основным подходом в медицинских учреждениях для первичной диагностики транзиторных ишемических атак (ТИА) является визуальная инспекция и нейропсихологическое тестирование, которые зависят от квалификации врача, и очень часто приводят к неадекватному диагнозу. Так, например, диагностика транзиторных ишемических атак (ТИА) врачами первой помощи является корректной лишь в 30% случаев [3]. Параметрами для диагностики являются: тестирование речи (внезапное затруднение понимания речи), соматической чувствительности, вегетативные нарушения (внезапное появление односторонней слабости мускулатуры лица или конечностей) и т.д. Основным недостатком такого подхода является зависимость от квалификации врача и низкая точность первичной диагностики. Статистические подходы требуют наличия больших баз данных, что нередко является большим препятствием на пути создания системы диагностики. К методам искусственного интеллекта относятся нейронные сети, генетический алгоритм, нечеткая логика или их комбинации.

Эти технологии характеризуются высокой точностью и менее требовательны к размеру базы данных в сравнении со статистическими алгоритмами. По этой причине методы искусственного интеллекта могут быть подходящим инструментом для диагностики и классификации подтипов ТИА. В данной статье для диагностики ТИА предлагается нейросетевая модель. Нейросетевые методы используются для уменьшения времени диагностики и числа ошибочных диагнозов, а также для помощи доктору в принятии решения. Эффективность предлагаемой нейросетевой модели в диагностике транзиторных ишемических атак иллюстрируется результатами экспериментов.

Статья организована следующим образом. Во 1-м разделе приводится краткий обзор работ схожей тематики. Общая информация о транзиторных ишемических атаках представлена в 2-м разделе. В 3-м разделе описываются исходные данные. Предлагаемая нейросетевая модель для диагностики ТИА подробно описана в 4-й, 5-й и 6-й частях. В 7-м разделе приводятся и обсуждаются результаты экспериментов.

1 Существующие подходы

В настоящее время существует множество подходов для предварительной диагностики ТИА.

Один из статистических подходов для диагностики транзиторных ишемических атак описан в [4]. Авторы применили многомерную логистическую регрессию, используя ROC (Receiver Operating Characteristic Curves) анализ, для создания клинической системы диагностирования ТИА. Для этого была использована база данных из West Glasgow Stroke Registry, которая содержала информацию приблизительно о 225 000 пациентов. После регрессионного анализа были выделены 9 переменных с соответствующими коэффициентами регрессии: возраст, головные боли, двоение в глазах, обмороки, приступы, речевые нарушения, односторонняя слабость в конечностях, изменения на лице, история ТИА. Для вычисления критерия ТИА значения всех коэффициенты регрессии суммируются. При использовании ROC кривых ТИА идентифицировалась, если значение критерия превышало 6.1. Такая система правильно идентифицировала 85% пациентов с цереброваскулярными отклонениями и 54% с нецереброваскулярными. Основным недостатком такого подхода является необходимость иметь большую базу данных.

Нейронные сети в задаче диагностики ишемических заболеваний описываются в [6]. Предлагаемые модели были разработаны для быстрой диагностики ТИА в соответствии со следующими выходными значениями: нормальное состояние, ТИА в левой сонной артерии, правой сонной артерии и др. Исходными данными являлись анкеты пациентов, в 6 секциях которых содержалась следующая информация: потеря или изменение речи, потеря зрения, зрительные двоения, нечувствительность или дрожь, паралич или слабость, головокружения или потеря равновесия. Каждый входной образ состоял из цифр 0 или 1 из анкеты. Для каждой секции анкеты использовался многослойный персептрон. Так, например, сеть для зрительных двоений состояла из 4 входных и 5 выходных нейронов. Три выхода соответствовали случаю «нет события» и оставшиеся 2 – удар (stroke) или ТИА.

В [7], [8] описывается пример применения генетического алгоритма для отбора признаков-предикторов с наиболее выраженным дифференциально-диагностическим потенциалом и последующей классификацией с помощью многослойного персептрона для прогнозирования тромбоэмболических инсультов. Архитектура нейронной сети состоит из 20 входных нейронов, 10 скрытых и 10 выходных нейронов. В качестве входных данных были использованы следующие параметры: гипертония, диабет, миокардит, холестерин в крови и др. Выходные нейроны отображают различные

категории заболеваний: ТИА, левая гемиплегия, афазия, правая гемианестезия, дисфазия и квадриплегия. Точность прогнозирования составляет 78,52% на обучающей выборке и 90,61% – на тестовом множестве.

Рассмотренные выше подходы отличаются друг от друга используемыми входными и выходными данными, а также базами данных пациентов. Поэтому трудно сравнивать эффективность различных подходов.

В следующих разделах рассматривается нейросетевая диагностическая система для предварительной диагностики ТИА. Эффективность предлагаемой нейросетевой системы для диагностики транзиторных ишемических атак иллюстрируется результатами экспериментов.

2 Транзиторные ишемические атаки

Транзиторная ишемическая атака (ТИА) на нормальное кровоснабжение головного мозга – это самостоятельная гетерогенная нозологическая единица, которая характеризует предынсультное состояние [9]. Основная задача состоит в раннем обнаружении ТИА, для того чтобы предупредить последующие серьезные нарушения мозгового кровообращения. ТИА могут проявляться разливными этиопатогенетическими подтипами. Мы полностью разделяем мнение в том, что ТИА, с учетом сходства их клинической картины с развитием инфаркта мозга, должны классифицироваться по этиологическому принципу: атеротромбоз, кардиоэмболия, лакунарный инфаркт мозга, необычное течение и этиология не определена [10].

В нашем исследовании внимание сконцентрировано на трех подтипах ТИА и классе ПРОЧИЕ (неТИА) 1. атеротромботический подтип (СубТИА1), 2. кардиоэмболический подтип (СубТИА2), 3. гипертензивный подтип (СубТИА3), 4. ПРОЧИЕ (неТИА).

После эпизода ТИА риск развития инсульта существенно возрастает. Так, например, у 4 – 5% пациентов инсульт развивается в течение 2 дней, а у 11% – в течение 7 дней после эпизода ТИА. Поэтому пациенты после эпизода ТИА должны детально обследоваться в самые кратчайшие сроки (в течение 24 часов), чтобы предотвратить дальнейшее негативное развитие болезни, которое может привести к острому инсульту. Необходимость активного целевого диспансерного обследования таких пациентов и оказания им своевременной лечебно-профилактической помощи оговорена в нормативных документах Министерства здравоохранения Республики Беларусь. Согласно Постановлению Министерства здравоохранения Республики Беларусь от 12 октября 2007 года № 92 «Об организации диспансерного наблюдения взрослого населения *Республики Беларусь*» лечебно-профилактических мероприятий должно осуществляться целевой диспансеризацией больных с эпизодами ТИА, графа «Основные лечебно-профилактические мероприятия».

Предлагаемая прогнозно-диагностическая система для упреждающего превентивного предотвращения возникновения этой острой «ускользающей» преходящей цереброваскулярной патологии разработана в соответствии с Постановлением МЗ РБ № 92 от 12.10.92 и общей клинико-превентологической парадигмой [11], [12]. Ее использование наиболее целесообразно при достационарном обследовании пациента в амбулаторно-поликлинических условиях [13], [14].

В этом же превентологическом прогнозно-диагностическом русле имеются и наши сообщения. Начало освоения прогнозных нейросетевых технологий датируется 2005 годом [15-17]. Здесь же отображен наш первый» опыт по созданию ансамбля из нескольких нейросетевых моделей для прогнозной диагностики подтипов ТИА [18].

С 2011 года началось окончательное освоение нейросетевого подхода к решению проблемы прогнозного диагноза ТИА, дифференцированных по подтипам [19-22].

3 Исходные данные для прогнозной диагностики

Исходная обучающая выборка 101 случай ТИА была ранее создана по методу «с учителем» совместно и под руководством академика И.П. Антонова и профессора В.Б. Шалькевича [23], [24].

Принятые в исследование диагностические параметры (признаки-предикторы) представлены в табл. 1.

Таблица 1 – Структура исходных данных

№	Параметры (признаки-предикторы)	Величина градаций
1	Возраст	6
2	Пол	2
3	Место жительства; Смена места жительства за послед. 10 лет; Аускультация сердца; Метеозависимость;	5
4	Образование; Профессия; Особенности ночного сна; Артериальная гипертензия; Боли в области сердца; Нарушения сердечного ритма; Хрон. гастрит, язв. болезнь желудка; Остеохондроз шейный; Курение (возраст); Снижение остроты зрения (время появления); Головные боли; Головные боли (время появления); Головокружение	4
5	Конфликты по работе и с администрацией; Бессонница; Наследствен. по патологии сосудов мозга; Наследственность по другим заболеваниям; Диастолическое давление; Границы сердца; Изменения на ЭКГ; Хронический бронхит; Хронический гепатохолецистит; Почечнокаменная болезнь; Употребление алкоголя; Курение (количество); Работоспособность; Раздражительность повышенная; Снижение памяти (степень); Снижение памяти (время появления); Снижение остроты зрения (степень); Зрительные нарушения	3
6	Смена профессии за последние 10 лет	7

Здесь еще необходимо учитывать оптимальное необходимое и достаточное количество диагностических признаков для того, чтобы их излишнее количество не было бы слишком обременительной нагрузкой на врача в процессе обследования пациента.

Гендерно-возрастное распределение всех наблюдений по возрастным категориям приведено в табл. 2 .

Таблица 2 – Гендерно-возрастное распределение всех наблюдений по возрастным категориям

Возрастные категории	Женщины (%)	Мужчины (%)	Всего (%)
1) 20 – 39 лет	16 (10,25)	6 (3,85)	22 (14,10)
2) 40 – 49 лет	35 (22,44)	13 (8,33)	48 (30,77)
3) 50 – 59 лет	29 (18,60)	23 (14,74)	52 (33,34)
4) 60 лет и старше	12 (7,70)	22 (14,10)	34 (21,80)
Всего	92 (59,00)	64 (41,02)	156 (100)

Дифференциация прогнозных диагнозов осуществляется по четырем классам выходного вектора. 1) Атеротромботический подтип ТИА; 2) Кардиоэмболический; 3) Гипертензивный; 4) ПРОЧИЕ – другие патологические состояния, нозологии по типу «не ТИА», включая состояние НОРМА.

4 Нейропатофизиологическое структурно-функциональное обоснование

Конкретному описанию работы прогнозно-диагностической системы по прогнозной диагностике ТИА на базе упорядоченной структурно-функциональной схемы защитных механизмов нормального кровоснабжения мозга предпосылается наше понимание общих положений структурно-функционального анализа.

Независимо от предметной конкретики, предметом исследования структурно-функционального анализа является изучение структуры каждой системной единицы (в нашем случае – фрактальная единица, с учетом ее места и геометрического размера) по отношению к целостной системе.

Понятие функции имеет самое широкое распространение, как в математике, так и во всем комплексе медико-биологических наук. В нашем случае обоюдозначимость этого термина сохраняется.

Применительно к предложенной концепции прогнозно-диагностической нейро-интеллектуальной ангионейропревентологии, область ее применения по стадиям вписывается в схему общепатологического процесса (табл. 3) [25]. Это первые два верхних пункта: здоровье и преморбидное состояние. На последующих стадиях развития патологии превентологические усилия менее актуальны.

Таблица 3 – Стадии общепатологического процесса (*К.П. Воробьев, 2001*)



В контексте приводимой формализации прогнозно-диагностического процесса по превентивному определению угрозы возникновения эпизода ТИА, определенный интерес представляет взгляд со стороны основ функциональной анатомии. Определение, в какой степени на различных уровнях защиты кровоснабжения мозга возможно функционирование системной единицы (в нашем случае выбранного фрактального участка ветвления сосудистой системы) с ограничением целостной связи ее от всей системы эшелонированной защиты кровоснабжения мозга. Так, например, следует ожидать различия в защитных функциональных нюансах мелких сосудов кровоснабжающих ствол мозга, во множественных пенетрирующих сосудах, сосудах, идущих к сетчатке глаз. Но реализация этого намерения требует мобилизации совместных мульти-дисциплинарных нейрофизиологических, неврологических и информационно-математических исследований по персонифицированным методикам молекулярной биологии и генетики, с трудновообразимыми на сегодня по сложности информационно-математическими вычислениями.

5 Концепция «нейроинтеллектуальная ангионейропревентология»

Эта концепция позиционируется как «Нейроинтеллектуальная ангионейропревентологическая система прогнозной диагностики этиопатогенетических подтипов ТИА». Как сформированное направление в неврологии она базируется на общих неврологических принципах, на основах клинической превентологии и нейросетевых моделях распознавания образов. Блок-схема формирования этой концепции приведена на рис. 1.

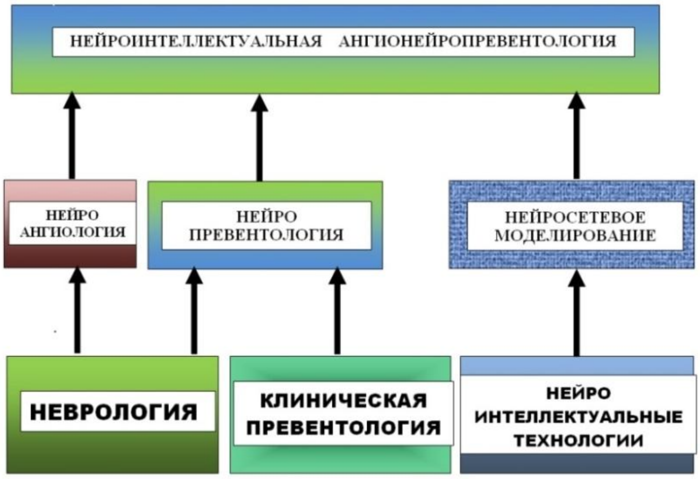


Рисунок 1 – Блок-схема формирования концепции «Нейроинтеллектуальная ангионейропревентология»

Основная идея этой схемы – отобразить концепцию «Нейроинтеллектуальная ангионейропревентология» как производное от неврологии, затем, от клинической превентологии и от нейроинтеллектуальных технологий. Этим отражается мысль, что изучение механизмов мозга, в том числе и защитных механизмов его кровоснабжения, это мультидисциплинарный комплекс исследований усилиями нейрофизиологов, нейроклиницистов и математиков. Об этом прямо или косвенно много пишется в отечественных и зарубежных публикациях по философии, теоретической биологии и медицине, в статьях и монографиях по клинической медицине.

Учитывая существенные значимые изменения, произошедшие за последние годы, в представлениях о прогнозе и профилактике ТИА с акцентом на нейропревентологический подход к решению этой проблемы, считаем целесообразным этот подход обозначить как отдельное научно-практическое направление в неврологии.

Реализация этой концепции осуществляется нейросетевым моделированием роботизированной прогнозно-диагностической системой.

6 Нейросетевая диагностическая система

Рассмотрим нейросетевую систему распознавания транзиторных ишемических атак. Данная система основывается на двух различных нейронных сетях. В качестве входного вектора выступают описанные выше 38 параметров, содержащие данные о пациенте. Выходными данными нейросетевой системы является 4-х размерный вектор, где 3 выхода соответствуют подтипам ТИА и один – состоянию без ТИА. Обработка входных данных осуществляется в 2 этапа. Первый этап соответствует выделению наиболее информативных признаков (feature selection). Один из наиболее важных вопросов, касающихся входных данных, является следующий: какие входные пара-

метры действительно полезны и оказывают наибольшее влияние на результат диагностики? Часто, в аналогичных системах для выделения наиболее информативных признаков используется генетический алгоритм [7]. В данной работе для выделения наиболее значимой информации из исходных данных и уменьшения размерности входных данных предлагается использовать нейронную сеть нелинейного анализа главных компонент NPCA (Nonlinear Principal Component Analysis), с помощью которой входные 38-размерные векторы для каждого пациента преобразуются в 12-размерные выходные векторы. Они являются уже преобразованной, очищенной от «информационного шума», входной диагностической информацией для вычисления вероятностей по 4-м классам распознания

На втором этапе обработки данных производится классификация ТИА. Сжатые на предыдущем шаге данные теперь уже содержат только необходимую информацию, взятую из исходного входного множества. По этой очищенной диагностической информации многослойным персептроном (MLP) и осуществляется вычисление вероятностей классов распознания, т.е. прогнозных диагнозов, дифференцированных по подтипам, и класса ПРОЧИЕ. Выходной слой персептрона состоит из 4 нейронов: 3 для выдачи результатов вычислений по каждому подтипу ТИА, и один для состояния ПРОЧИЕ.

Таким образом, нейросетевая прогнозно-диагностическая система состоит из двух нейронных сетей: рециркуляционной нейронной сети нелинейного анализа главных компонент NPCA, вторая представляет собой многослойный персептрон MLP (рис. 2).

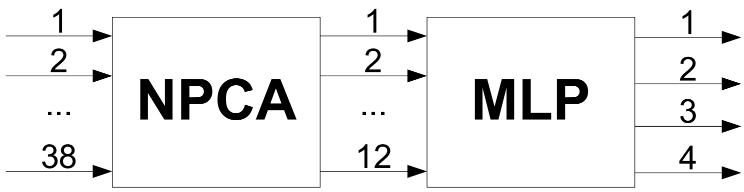


Рисунок 2 – Структура диагностической системы

Перед подачей исходных данных на вход NPCA, по которым осуществляется процесс ее обучения, они преобразуются в соответствии со следующими выражениями:

$$x_i^k = \frac{x_i^k - \mu(x_i)}{\sigma(x_i^k)} \quad (1)$$

$$\mu(x_i) = \frac{1}{L}\sum_{k=1}^{L} x_i^k , \quad (2)$$

$$\sigma(x_i^k) = \frac{1}{L}\sum_{k=1}^{L} (x_i^k - \mu(x_i))^2, \quad (3)$$

где L – размерность обучающей выборки.

После обучения нейросетевая система способна распознавать 3 класса подтипов ТИА и класс ПРОЧИЕ индивидуально для каждого последующего обследуемого пациента. Теперь подробнее о структуре NPCA и MLP.

7 Нелинейная рециркуляционная нейронная сеть

Рассмотрим нелинейную рециркуляционную нейронную сеть (NPCA), которая является аналогом нелинейного метода главных компонент (рис. 3). Она представляет собой трехслойный персептрон, который осуществляет нелинейное сжатие данных. Как видно из рисунка нейронные элементы распределены по 3-м слоям. Скрытый слой осуществляет сжатие входных данных.

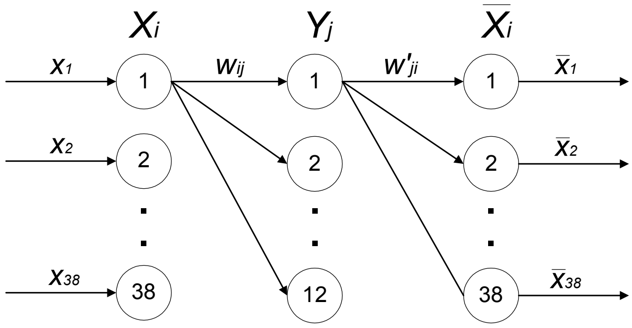


Рисунок 3 – Рециркуляционная нейронная сеть

При использовании метода главных компонент возникает вопрос, какое наименьшее число компонент выбрать, сохранив при этом максимум информативности. Для определения необходимого количества главных компонент используем эмпирический метод на основе критерия информативности:

$$I = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \ldots + \lambda_p}{\lambda_1 + \lambda_2 + \ldots + \lambda_n} = \frac{\sum_{i=1}^{p} \lambda_i}{\sum_{i=1}^{n} \lambda_i}, \tag{4}$$

где n – размерность входного вектора,

λ_i – собственные значения главных компонент, которые равняются их дисперсии.

Построив график зависимости информативности от числа главных компонент, можно определить подходящее количество главных компонент (рис. 4).

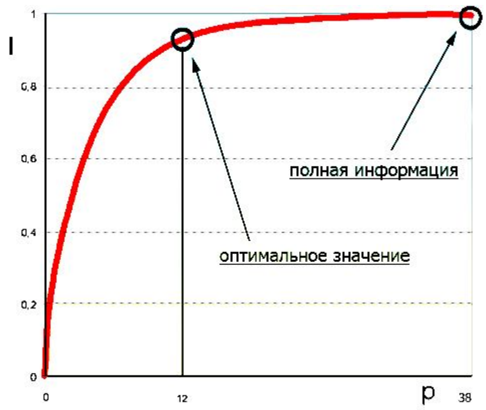


Рисунок 4 – График зависимости информативности от числа главных компонент

Как следует из рисунка, в нашем конкретном исследовании количество главных компонент, необходимых для достаточной информативности сжатых данных равняется 12. Рассмотрим зависимость выходных значений от входных данных для рециркуляционной нейронной сети.

Значение j-го элемента скрытого слоя определяется в соответствии со следующим выражениями:

$$y_j = F(S_j), \tag{5}$$

$$S_j = \sum_{i=1}^{38} w_{ij} \cdot x_i, \tag{6}$$

где F – функция активации; S_j – взвешенная сумма j-го нейрона; w_{ij} – весовой коэффициент между i-м нейроном входного и j-м нейроном скрытого слоя; x_i – i-й входной элемент.

Значения нейронных элементов выходного слоя определяются следующим образом:

$$\bar{x}_i = F(S_i), \tag{7}$$

$$S_i = \sum_{i=1}^{12} w'_{ji} \cdot y_j, \tag{8}$$

где w'_{ji} – весовой коэффициент между j-м нейроном скрытого и i-м нейроном выходного слоя; $\bar{x}_i$ – i-й выходной элемент.

Для обучения нелинейной NPCA использовался алгоритм обратного распространения ошибки с процедурой ортогонализации Грамма-Шмидта. В соответствии с ним весовые коэффициенты модифицируются по следующим выражениям:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \alpha \cdot \gamma_j \cdot F'(S_j) \cdot x_i, \tag{9}$$

$$w'_{ji}(t+1) = w'_{ji}(t) - \alpha \cdot (\overline{x_i} - x_i) \cdot F'(S_i) \cdot y_j, \tag{10}$$

где γ_j – ошибка j-го скрытого элемента:

$$\gamma_j = \sum_{i=1}^{38} (\overline{x_i} - x_i) \cdot F'(S_i) \cdot w'_{ji}, \tag{11}$$

и $F'(S_j)$ – производная нелинейной функции активации по взвешенной сумме.

Весовые коэффициенты в скрытом слое ортонормируются в соответствии с процедурой Грамма-Шмидта:

Первый вектор вычисляется как:

$$w'_1 = [\frac{w_{11}}{|w_1|}, \frac{w_{21}}{|w_1|}, \ldots, \frac{w_{n1}}{|w_1|}], \tag{12}$$

где

$$|w_1| = \sqrt{w_{11}^2 + w_{21}^2 + \ldots + w_{n1}^2}. \tag{13}$$

Следующий весовой вектор определяется по следующим рекуррентным формулам:

$$w_i = w_i - \sum_{j=1}^{i-1} (w_i^T \cdot w'_j) \cdot w'_j, \tag{14}$$

$$|w_i| = \sqrt{w_{1i}^2 + w_{2i}^2 + \ldots + w_{ni}^2}, \tag{15}$$

$$w'_i = [\frac{w_{1i}}{|w_i|}, \frac{w_{2i}}{|w_i|}, \ldots, \frac{w_{ni}}{|w_i|}], \tag{16}$$

где $i = 2..12$.

После обучения нелинейная рециркуляционная нейронная сеть способна осуществить ортогональное сжатие входного множества данных.

8 Многослойный персептрон

Как уже упоминалось выше, архитектура нейронной сети для распознавания ТИА, используемая в данной статье, представляет собой многослойный персептрон с 12 входными нейронами, 5 скрытыми и 4 выходными нейронными элементами. В качестве функции активации для каждого элемента скрытого и выходного слоя использовалась сигмоидная функция. Число входных элементов соответствует размерности сжатых данных. В нашем случае их 12, а число выходных нейронов соответствует числу классов ТИА и состоянию без ТИА, их 4. Количество элементов в скрытом слое определялось экспериментальным путем. Для обучения многослойного персептрона использовался алгоритм обратного распространения ошибки. Выходными значениями многослойного персептрона являются числа в диапазоне от 0 до 1, которые характеризуют вероятность развития соответствующего класса ТИА, выраженную в процентах.

9 Результаты экспериментальных исследований

Рассмотрим отображение входного пространства образов на плоскость двух первых главных компонент. На рис. 5 графически представлена классификационная картина разделения клинических случаев по подтипам ТИА с применением нелинейной NPCA. Из рисунка видно, что данные, принадлежащие разным типам атак, распределены по разным областям.

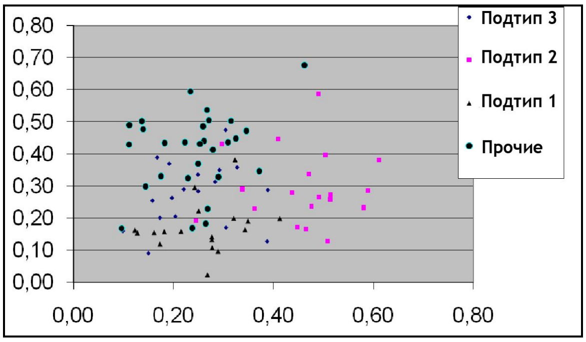


Рисунок 5 – Данные обработанные нелинейной NPCA

Отображение входного пространства образов для нормального состояния и транзиторных ишемических атак в трехмерном пространстве показано на рис. 6.

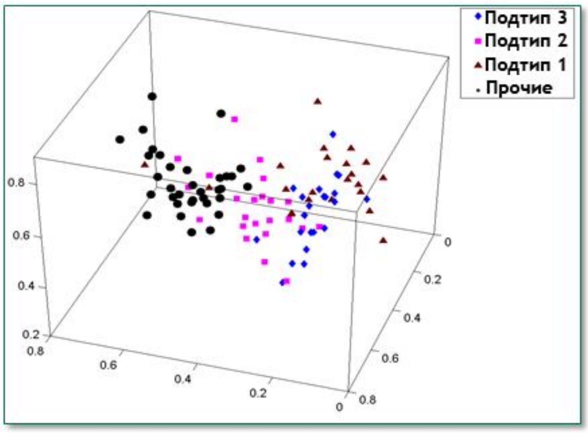


Рисунок 6 – Отображение входного пространства образов на 3 главные компоненты

На данных рисунках четко обозначена тенденция всех отдельных индивидуальных клинических случаев объединяться в кластеры по этиопатогенетическому принципу «ближайшего соседства».

Все пространство исходных образов разделено на 2 группы: обучающую и тестовую выборки. Точность распознавания составляет до 100% на обучающей выборке и 78% на тестовых образах (табл. 4).

Таблица 4 – Точность распознавания

Число образов в обучающей выборке	Число образов в тестовой выборке	Точность распознавания на обучающей выборке	Точность распознавания на тестовой выборке
90	24	100%	78%

Распределение вероятностей в зависимости от этиопатогенетического подтипа атаки для 10 пациентов, которые не входили в обучающую выборку, представлено в табл. 5. Эти вероятности рассчитаны для всех случаев выборки 156 наблюдений.

Таблица 5 – Распределение вероятностей подтипов ТИА и состояния ПРОЧИЕ *(фрагмент)*

Пациент	ТИА 1	ТИА 2	ТИА 3	ПРОЧИЕ
1	18,1%	0,1%	13,6%	68,2%
2	6,4%	0%	93,6%	0%
3	5,1%	12,1%	64,5%	18,3%
4	3,6%	72,6%	23,8%	0%
5	1,1%	96,0%	2,8%	0,1%
6	94,4%	0,6%	4,2%	0,8%
7	9,6%	16,8%	0,1%	73,4%
8	15,2%	1,6%	1,5%	81,7%
9	20,8%	10,0%	0%	69,2%
10	8,7%	0,4%	24,1%	66,7%

Для оценки качества распознавания этиопатогенетических подтипов ТИА и класса ПРОЧИЕ воспользуемся следующими характеристиками:

– FP (false positives) – количество образов ПРОЧИЕ, классифицированных как 1 – 3 подтипа ТИА. Они характеризуют ложные срабатывания;

– FN (false negatives) – количество клинических случаев 1 – 3 подтипов ТИА, классифицированных как ПРОЧИЕ (ложный пропуск);

– TP (true positives) – количество правильно классифицированных клинических случаев ТИА;

– TN (true negatives) – количество правильно классифицированных ПРОЧИЕ образов.

Тогда чувствительность, которая характеризует вероятность правильной классификации образов с ТИА

$$TPR = Se = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P}, \quad (17)$$

Специфичность (мощность критерия) – вероятность правильной классификации образов ПРОЧИЕ:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP}. \tag{18}$$

Точность классификации, характеризующая качество работы системы в целом:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{TP + TN}{P + N}. \tag{19}$$

Значения статистических параметров, которые характеризуют качество классификации, рассчитанные на результатах распознавания, не входивших в обучающую выборку образов, показаны в табл. 6.

Таблица 6 – Значения статистических параметров

Статистические параметры	Значения
Специфичность	89%
Чувствительность	73%

Прогнозно-диагностическая модель с высокой чувствительностью часто дает истинный результат при наличии ТИА (корректно обнаруживает заболевание). Наоборот, модель с высокой специфичностью чаще дает истинный результат при отсутствии ТИА (корректно обнаруживает отсутствие заболевания). Если рассуждать в терминах медицины – задачи диагностики заболевания, где модель классификации пациентов на больных и здоровых называется диагностическим тестом, то получится следующее. Чувствительный диагностический тест проявляется в гипердиагностике – максимальном предотвращении пропуска больных. Специфичный диагностический тест диагностирует только доподлинно больных. Это важно в случае, когда, например, лечение больного связано с серьезными побочными эффектами и гипердиагностика пациентов является нежелательной.

Это наглядно представлено графиком ROC-кривой, рис. 7. ROC-кривая получается следующим образом. Для каждого значения порога отсечения, которое меняется от 0 до 1 с шагом dx (например, 0.01) рассчитываются значения чувствительности Se и специфичности Sp. В качестве альтернативы порогом может являться каждое последующее значение примера в выборке. Затем строится график зависимости, где по оси Y откладывается чувствительность Se, а по оси X – ошибка 2-го рода, которая является величиной, противоположной специфичности, и характеризует вероятность неправильной классификации нормальных образов (вероятность ложных срабатываний):

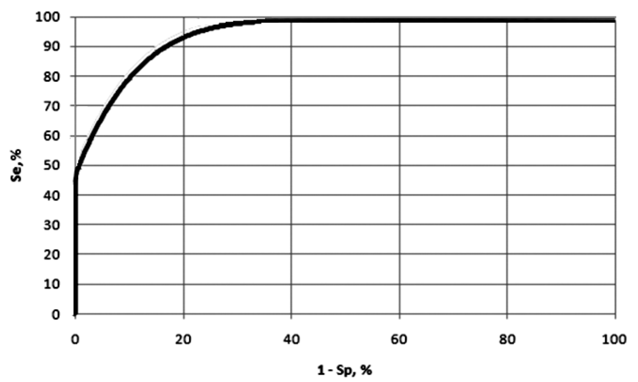


Рисунок 7 – ROC-кривая

Для идеального классификатора график ROC-кривой проходит через верхний левый угол, где точность правильной классификации ТИА составляет 100% (идеальная чувствительность), а ошибка 2-го рода равна нулю. Поэтому чем ближе кривая к верхнему левому углу, тем выше предсказательная способность модели. Наоборот, чем меньше изгиб кривой и чем ближе она расположена к диагональной прямой, тем менее эффективна модель – диагональная линия соответствует «бесполезному» классификатору, т.е. полной неразличимости рассматриваемых классов распознавания.

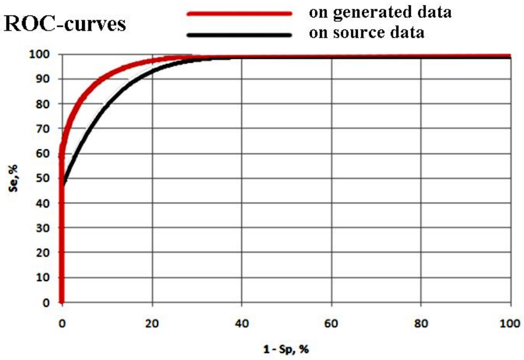


Рисунок 8 – ROC-кривые при различном количестве наблюдений

Зависимость предсказательной способности разработанного подхода наглядно демонстрирует пример с увеличенным количеством наблюдений.

Заключение

В работе рассмотрен подход к построению системы классификации подтипов транзиторных ишемических атак, который базируется на нейросетевых технологиях. В основу положена идея представления входного пространства образов в виде главных компонент, для повышения качества обработки и скорости функционирования программы. Был предложен подход, основанный на интеграции нелинейной РНС и многослойного персептрона. В целом, результаты показали, что возможности и потенциал систем, основанных на связке рециркуляционной сети и многослойного персептрона, достаточно велики. Поэтому, продолжая работу в этом направлении, можно ожидать улучшения основных показателей функционирования систем такого типа.

Главное преимущество использования нейросетевого подхода заключается в возможности распознавать новые ТИА, неиспользуемые в обучающей выборке, а также скорость работы. Наиболее трудные моменты, которые выявились в ходе решения поставленной задачи:

– нечеткость входных множеств, т.е. отсутствие выраженных границ между рассматриваемыми классами атак;

– ограниченность исходных данных. С накоплением данных о новых пациентах, вероятно, процент правильного распознавания будет расти.

В любом случае цель разработанной системы диагностики – это предварительный достационарный анализ состояния пациента, базирующийся на легкодоступных анамнестических данных, получение которых не требует дорогих и времязатратных исследований. Система позволяет определить наиболее вероятный вектор развития патологии в кратчайшие сроки.

Таким образом, полученные прогнозно-диагностические данные дают возможность ориентироваться в упорядоченной симптоматике пациента уже при первом обсле-

довании. Что значительно уменьшает временной интервал между началом обследования пациента и назначением целевых этиотропных лечебно-профилактических мероприятий. Это и есть клинический смысл предварительной дифференциальной диагностики, нацеленной на предотвращение возникновения эпизода ТИА с выявлением наиболее вероятного вектора развития патологического процесса.

Список литературы

1. Paulo J. Lisba. The USE of Artificial Neural Networks in decision support / Paulo J. Lisba, Azzamtaktak // Cancer: A Systematic Review, Neural Networks. – 2006. – № 19. – P. 408-415.
2. EASTON J. Definition and Evaluation of Transient Ischemic Attack. Stroke / Easton J. // Journal of the American Heart Associations. – 2009.
3. Mcneill. How Accurate are Primary Care Referral Letters for Presumed Acute Stroke? / Mcneill // Scottish Medical Journal. – 2008. – Vol. 53, № 4. – P. 11-12.
4. Dawson J. A Recognition Tool for Transient Ischemic Attack / J. Dawson // O J MED. – 2009. – № 192. – P. 43-49.
5. LISBAP A Review of Evidence of Health Benefit from Artificial Neural Networks / A LISBAP // Medical Intervention, Neural Networks. – 2002. – № 15. – P. 11-39.
6. Neural Networks for Ischemic Stroke / [Barnes R., Toole J., Nelson J., Howard V.] // Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases. – 2006. – Vol. 15, № 5. – P. 223-227.
7. Shanthi D. Input FeaturE Selection Using Hybrid Neuro-Genetic Approach in the Diagnosis of Stroke Disease / D. Shanthi, Dr.G. Sahoo, Dr.N. Saravanan // IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security. – Vol. 8 № 12. – December 2008. – P. 99-107.
8. Shanthi D. Designing an Artificial Neural Network Model for the Prediction of Thrombo-Embolic STROKE / D. Shanthi, Dr.G. Sahoo, Dr.N. Saravanan // International Journal of Biometric and Bioinformatics. – 2008. – Vol. 8, № 1. – P. 10-18.
9. Нейросетевой подход к решению проблемы предотвращения атак на нормальное кровоснабжение мозга / [А.С. Мастыкин, В.В. Евстигнеев, В.А. Головко, Е.Н. Апанель, Г.Ю. Войцехович] // Доклады Академии наук Беларуси. – 2010. – Т. 54, № 5. – С. 81-90.
10. Tejada J. Guia de Actuacion Clinica en el Ataque Isquemico Transitorio. Comite ad Hoc del Grupo de Estudio de Enfermedades Cerebrovasculares de la sen / Tejada J. // San Lorenzo del Escorial. – 2002. – P. 101-132.
11. Трошин В.Д. Стратегия и тактика превентивной неврологии / В.Д. Трошин // Медицинский альманах. – 2011. – № 1. – С. 37-44.
12. Шахов Б.Е. Клиническая превентология / Б.Е. Шахов, В.Д. Трошин. – М., 2011. – 736 с.
13. Чазов Е.И. Россия: акцент на поликлинику. Речь на II евразийском конгрессе кардиологов (Минск, 3 ноября 2011 года) // Габасова Л. Пробежать мимо инфаркта / Габасова Л. – Союз. Беларусь-Россия. – № 525 (41).
14. Нейропревентологический подход к проблеме диагностики транзиторных ишемических атак / Апанель Е.Н., Евстигнеев В.В., Головко В.А, Мастыкин А.С, Войцехович Г.Ю. // Новости медико-биологических наук. – 2012. – № 4. – С. 145-154.
15. Применение разведочных методов анализа данных в дифференциальной диагностике подтипов транзиторных ишемических атак / [Дривотинов Б.В., Мастыкин А.С., Красько О.В., Апанель Е.Н.] // Военная медицина. – 2005. – № 1. – С. 51-54.
16. Дривотинов Б.В. Прогноз-диагностика транзиторных ишемических атак и их лечебно-профилактическое предупреждение / Б.В. Дривотинов, Е.Н. Апанель, А.С. Мастыкин // Медицинский журнал. – 2006. – № 3. – С. 116-119.
17. Апанель Е.Н. Основы восстановления нарушенных функций после инсульта / Апанель Е.Н., Мастыкин А.С. ; под ред. А.Ф. Смеяновича. – Минск : Технопринт, 2005. – 168 с.
18. «Консилиум» адаптивных нейросетевых классификаторов для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / [Новоселова Н.А., Апанель Е.Н., Дривотинов Б.В., Мастыкин А.С.] // Медицинский журнал. – 2008. – № 3. – С. 116-121.
19. Апанель Е.Н. Транзиторные ишемические атаки: системный анализ / Е.Н. Апанель // Весцi НАН Беларуси, Сер. мед. навук. – 2011. – № 1. – С. 81-90.
20. Neural Network Model for Transient Ischemic Attacks Diagnostics / [Golovko V., Voytsehovich H., Apanel E., Mastykin A.] // Optical Memory and Neural Networks (Springer Link). – Vol. 21, № 3. – 2012. – P 166- 176.

21. Разработка модели распознавания образов для прогнозной диагностики транзиторных ишемических атак / [Войцехович Г.Ю., Апанель Е.Н., Головко В.А., Мастыкин А.С.] // Военная медицина. – 2013. – № 1. – С. 148-151.
22. Транзиторные ишемические атаки: решаемая проблема / Апанель Е.Н., Войцехович Г.Ю., Головко В.А., Мастыкин А.С. // Военная медицина. – 2013. – № 2. – С. 100-103.
23. .Роль экспертной системы в изучении патогенеза и постановке диагноза преходящих нарушений мозгового кровообращения / [Антонов И.П., Шалькевич В.Б., Мастыкин А.С., Вашкевич В.М] // Периферическая нервная система. – Вып. 19. – Минск, 1997. – С. 102-108.
24. Prognostic Symptomatology of Transient Ischemic Attacks / V. Shalkevich, A. Mastykin, E. Apanel // European J. of Neurol. – 1998. – Vol. 5 (Suppl.3). – S. 96-97.
25. Воробьев К.П. Клинико-физиологический анализ категорий функционального состояния организма в интенсивной терапии / К.П. Воробьев // Вестник интенсивной терапии. – 2001. – № 2.- С. 3-8.

RESUME

V. Golovko, B. Drivotinov, E. Apanel, H. Vaitsekhovich, A. Mastykin

Neural Network System for Transient Ischemic Attacks Diagnostics

In this paper the neural network model for transient ischemic attacks (TIA) recognition is described. The proposed approach is based on integration of nonlinear principal component analysis (NPCA) neural network and multilayer perceptron (MLP). The data set (156 cases) was used for experiments performing. When combining the two different functional neural networks (NPCA and MLP) can be an effective forecasting the possible occurrence of transient ischemic attack. The main advantage of using neural networks is the ability to recognize the "novel" episodes of possible TIA, which has a significant aid the physician in making diagnostic decisions and healthily for the patient.

Статья поступила в редакцию 11.03.2014.